 密级：

硕 士 学 位 论 文



论文题目

作者姓名

指导教师 教授

教授

学科(专业)

所在学院

提交日期

A Dissertation Submitted to Zhejiang University for the Degree of

Master of Engineering



TITLE:

Author:

Supervisor:

Subject:

College:

Submitted Date:

摘要

**关键词：**　，

Abstract

**Keywords：**,

目录

[摘要 i](#_Toc469855477)

[Abstract ii](#_Toc469855478)

[第1章 绪论 4](#_Toc469855479)

[1.1 研究目的和意义 4](#_Toc469855480)

[1.2 研究背景和现状 4](#_Toc469855481)

[1.2.1 标签语义法 4](#_Toc469855482)

[1.2.2 原型理论 6](#_Toc469855483)

[1.2.3 字典学习 6](#_Toc469855484)

[1.2.4 正则化 7](#_Toc469855485)

[1.3 研究内容 8](#_Toc469855486)

[第2章 基于熵的模糊重构算法 11](#_Toc469855487)

[2.1 基于质量函数与原型理论的模糊重构 11](#_Toc469855488)

[2.2 根据模糊重构确定质量函数 11](#_Toc469855489)

[2.2.1 几种参数约减方法 12](#_Toc469855490)

[2.3 基于熵的模糊重构 13](#_Toc469855491)

[2.4 实验 16](#_Toc469855492)

[2.4.1对重构系数的影响 16](#_Toc469855493)

[2.4.2 手写数字识别 17](#_Toc469855494)

[2.4.3 纹理分类 17](#_Toc469855495)

[第3章 18](#_Toc469855496)

[3.1 第一节 18](#_Toc469855497)

[3.1.1 18](#_Toc469855498)

[3.2 本章小结 18](#_Toc469855499)

[3.2.1 18](#_Toc469855500)

[第4章 19](#_Toc469855501)

[4.1 第一节 19](#_Toc469855502)

[4.1.1 19](#_Toc469855503)

[4.2 本章小结 19](#_Toc469855504)

[4.2.1 19](#_Toc469855505)

[第5章 20](#_Toc469855506)

[5.1 第一节 20](#_Toc469855507)

[5.1.1 20](#_Toc469855508)

[5.2 本章小结 20](#_Toc469855509)

[5.2.1 20](#_Toc469855510)

[第6章 21](#_Toc469855511)

[6.1 第一节 21](#_Toc469855512)

[6.1.1 21](#_Toc469855513)

[6.2 本章小结 21](#_Toc469855514)

[6.2.1 21](#_Toc469855515)

[第7章 22](#_Toc469855516)

[7.1 第一节 22](#_Toc469855517)

[7.1.1 22](#_Toc469855518)

[7.2 本章小结 22](#_Toc469855519)

[7.2.1 22](#_Toc469855520)

[参考文献 23](#_Toc469855521)

[攻读硕士学位期间主要的研究成果 24](#_Toc469855522)

[致谢 25](#_Toc469855523)

图目录

[图 1.1论文中图的格式要求 2](#_Toc468974164)

[图 3.1 流程图 7](#_Toc468974165)

[表 2.1简单的多描述分配表 4](#_Toc468974166)

# 绪论

## 课题背景

随着移动互联网的深入普及，信息呈现爆炸性增长，人们常常迷失在庞大的信息当中。如何从繁杂的信息中提取有价值的信息，成为科学研究的重点。学术界研究的热点集中在人工智能领域，同时这些研究成果也能迅速的转化成工程应用造福民众。比如人工智能在人们的生活中就有很多应用，利用人们的历史消费记录对人群画像得到信用评分应用在金融领域，可以快速进行信贷审核大大降低金融成本；将人脸识别技术应用在安防工作中可以大大降低安防成本和难度；指纹识别应用在个人设备中可以很好的保护个人隐私；使用自然语言处理技术实现自动问答系统的Siri智能助手大大方便了人们的生活。

在生活中人们通过自然语言交流信息。自然语言给人们提供了一个表达自己认知、思想的工具。但是自然语言中的词汇表达的语义通常具有不确定性。比如人们对年龄的认知，可以使用青年描述一个20岁的人，也可以使用青年描述30岁的人。我们很难给出一个明确的边界来确定青年所描述的年龄范围。转换成数学语言就是很难用一个经典的集合理论描述此类问题。在经典集合的理论中，一个对象要么属于一个集合，要么不属于，只能描述明确的、非此即彼的问题。很多现实生活中的问题并没有明确清晰地边界，存在很多边界模糊的问题。为解决此类模糊概念的问题，在1965年著名的控制论专家Zadeh最先在他的文章中提出模糊集理论，用以刻画这些中间的模糊边界的问题，对经典集合做了有效的扩充。模糊集合中隶属度的加入使我们可以用模糊集合的方法描述此类问题。但是在解决实际问题中隶属度函数的的求解却没有一个通用的计算模型。通常使用的方法为分析法、统计法、参照已知函数法。其中分析法和参照已知函数法为根据先验知识构造特定函数作为隶属度函数，此法有赖于研究人员的经验和对问题的分析，具有较强的主观性。统计法需要大量的统计实验来确定隶属度函数。所以需要对隶属度的确定进行改进。本文正式基于此，提出了一种基于语义标签学和原型理论的模糊重构方法来确定样本属于某一模糊集的适合度。依据训练集提供的信息就可以构造出隶属度，更加能体现数据的内在客观规律。

## 国内外研究现状

经典的康托集合理论中，一个对象与一个样本的关系只可能有两种：属于和不属于。这样带来了计算的方便性，但是现实中的很多问题无法描述，Zadeh教授的模糊集理论成功解决了这一问题。但是需要计算隶属度函数，隶属度函数在模糊集理论中占有举足轻重的地位。Medasani在他的关于隶属度函数综述的文章中总结的常用的隶属度函数确定的方法。常用的确定隶属度的方法主要有五类：观察法、启发式方法、基于直方图的方法、基于概率的方法，基于最近邻的方法、基于神经网络的方法。观察法主要通过预先定义个参数化的连续的S-型的函数来表示隶属度，Dombi[]给出了一个定义形式，其中a,b用来约束为非负值，用来控制的尖锐程度，为的期望值。启发式方法是通过专家预先定义隶属度函数的形状来确定，常用的函数形式有分段线性函数，如、；分段单调函数，如S-型函数：、。基于概率的方法是通过概率分布来确定隶属度函数可能的分布情况，但是zadeh指出基于概率的方法并不是一个精确的方法，隶属度与概率两者的概念并不是完全相同，只能用作粗略的估计，但是基于概率的方法还是提供了一个对隶属度函数的一种计算方法。基于直方图的方法是通过构造特征直方图，然后通过特征直方图拟合参数化方程，这种方法易于实现，亦可以将隶属度函数用于分类问题中。基于最近邻的方法是通过寻找训练集中与样本x最近近邻的个点来确定样本x属于类的隶属度，详细的算法介绍请参考第四章。基于神经网络的方法是通过神经网络的前馈输出来确定隶属度函数。多层神经网络的激活函数输出与模糊集中的隶属度函数非常接近，当输出的神经元的个数与类别标签数相同，且输出单元的激活函数为sigmoid等函数时，这是网络可以作为隶属度生成网络训练，通过反向传播算法训练神经网络，生成隶属度函数。

基于模糊集理论Lawry提出了标签语义学，Lawry提出的标签语义学是用以描述含糊概念的不确定性的理论。表示人群在使用该语义标签交流时所表达的语义信息。从这个观点来看，人们在进行信息交流时必须判定使用哪一个标签来描述对象。也就是说，为了使用一组标签中的一个描述一个物体时，必须首先需要确定这些标签中的适描述此对象的程度。基于此Lawry定义了质量函数和适合度用来描述使用某一标签描述一个对象的适合程度。质量函数表示使用一个标签描述某一样本的不确定程度。这种不确定性与语言习惯的含蓄程度和背景知识相关。适合度表示一个人主观的对使用一个语义标签描述一个样本的置信度，这依赖于他的背景知识。

之前提出的语义标签的表示方法只具有保局部性。如Goodman和Nguyen提出的random set解释，Klawonn等提出的基于相似性的框架，Lawry和Tang提出的原型理论。在原型理论中，存在一个不确定的使得的外延可以覆盖所有满足的。在最近的原型理论工作中，将距离阈值表示为距离的概率密度函数。使用表示的适合度可以表示为距离的函数：。这种表示方法只具有保局部性的特性，无法根据原型和适合度函数重构出原始的输入数据。根据适合度函数和原型，我们自然想到可以使用两者来重构原始的输入数据，作为原始数据的一种编码形式，即字典学习的思想。

稀疏表示是近年来字典学习领域中研究的热点。稀疏编码的主要受到神经生理学发现视觉皮层对自然图像刺激的响应满足稀疏分布的特征的启发。2009年Wright等人提出了基于稀疏表示的分类算法（SRC），并将此算法应用在人脸识别的工作中，取得了较为优越的结果。基于SCR算法，Tang和Lee提出了一种弱保序的SRC算法，该算法通过调整系数分布，使系数尽可能的分布在同一类中，在人脸识别的任务中取得了较为优异的结果。稀疏表示在其他方向也有很多应用。Donoho基于稀疏表示提出了压缩感知理论，已成功应用在医学信号的处理上。Yang等人利用稀疏表示来提升图像的分辨率，将低分辨率图像转换成高分辨率图像。Asaei等人将稀疏表示的方法应用在语音信号分离的任务中，对语音信号的结构特征进行分析建模，得到了较好的语音信号分离结果。

## 研究内容和主要贡献

本文提出了基于标签语义学和原型理论的模糊重构算法，解决了标签语义学中标签适合度的学习问题。并研究在分类和数据重构上的应用。对于一组给定的标签，每一个标签对应了一个在空间中的原型。语义表达式为语义标签通过逻辑连接符连接的表达式。表示空间中“靠近”的点，可以使用来表示这些点。对于空间中所有的“靠近的”都可以使用标签描述此。

文章中使用表示使用描述的适合度（appropriateness）。Zadeh提出的模糊集隶属度函数、Lawry提出的适合度函数是两种重要的估计的方法。但是适合度函数必须满足每个标签的语义适合度与标签集中的其他标签具有关联性，与其他的所有有关。这个特性基于一个基本的认知：标签集中的标签越少，适合度函数的值越大。例如，我们考虑一个如何从标签集中选取一个合适的标签描述一个46岁的人的问题。如果给定的标签集为，“老年”更适合描述此人。如果将扩充，加入中年，即，中年更加适合描述此人。相对于中的适合度，中“青年”，“老年”的适合度函数的值会降低。

语言作为最有效方便的交流工具，它可以描述非常丰富的信息。利用语言描述可以降低搜索的查找范围。对于一个理想的语义标签描述，我们可以使用原型和适合度重构出，。

理想的语义表示应该具有以下三个性质：

1. 保序性。如果比更适合描述，则。
2. 标签集相关性。语义适合度的大小与语义标签集相关。
3. 重构性。可以使用原型和适合度重构得到。

这篇文章中我们提出了基于标签语义学和原型理论的模糊重构算法。该算法具有保序性，标签集相关性，重构性。基于标签语义学和原型理论的模糊重构算法的提出提供了一个可以使用输入和原型利用二次规划的方法来计算适合度函数的方法。

在基于标签语义学和原型理论的模糊重构算法的基础上，我们实现了分类、重构实验。根据实验对比

基于标签语义学和原型理论的模糊重构算法的主要贡献为：

1. 基于标签语义学和原型理论的模糊重构算法。依据该算法计算得到的语义表示具有保序性，标签集相关性，重构性。
2. 基于模糊重构算法实现实现数据重构。一个输入样本，使用不同的标签表示的适合度为，其中。那么我们可以依据给定的适合度和标签的原型，重构出。
3. 基于模糊重构算法实现实现分类算法。根据提出的四种确定质量函数的方法，通过不同的对应关系计算出适合度函数。根据适合度最大原则确定所属类别。

## 论文组织结构

本文对基于标签语义学和原型理论的模糊重构进行了阐释，并介绍先关应用，全文共分为五章，内容组织如下：

第一章为绪论，主要内容为论文的选题背景和研究现状，介绍了常见的隶属度计算方法及其特点、标签语义学的相关概念、稀疏表示的发展。分析了本文研究问题的由来，以及解决方向。

第二章为相关的背景知识，首先详细介绍了标签语义学的理论、原型理论、字典学习以及正则项等相关背景知识。

第三章介绍基于标签语义学和原型理论的模糊重构算法，针对不同的情况，提出了四种不同的求解方法，对四种求解方法进行分析，统一成同一种求解模型，并给出迭代算法。

第四章介绍基于模糊重构的分类实验。

第五章介绍基于模糊重构的重构实验。

第六章为总结与展望。总结本文所做的主要工作及贡献。

# 背景知识

### 标签语义法

Lawry提出的标签语义学是用以描述含糊概念的不确定性的理论。表示人群在使用该语义标签交流时所表达的语义信息。在语义标签学中有两个基础的且具相关的两个概念，它们表示使用一个标签描述一个样本适合程度的方法。其中一个为质量函数（mass function），表示使用一个标签描述某一样本的不确定程度。这种不确定性与语言习惯的含蓄程度和背景知识相关。第二个方法为使用语义表达式描述一个样本的适合度（appropriateness measures）。适合度表示一个人主观的对使用一个语义标签描述一个样本的置信度，这依赖于他的背景知识。

根据标签语义学，一个人需要描述一个样本时，他会考虑（一个有限集）中的每一个标签，然后试图从从选出一个适合描述样本的标签子集。将这个子集记为。因为对标签具有不确定性，对由标签构成的集合同样具有不确定性。在标签语义学中对的不确定性有概率质量函数来决定。

定义1（标签的质量函数）。

的概率质量函数，其中。

表示一个人对使用标签集描述的适合程度的认知，这里为方便表述将记为。

通过使用逻辑连接符将基本的语义标签连接起来，我们可以得到复杂的语义表达式表示的概念。语义表达式集合定义为：

定义2（语义表达式集合）

语义表达式集合通过递归的方式定义为：

；

如果，则。

根据标签语义学断言“是”是上的直接约束。定义是所有的满足“是”标签集。

定义3（映射）

每一个语义表达式都是将的子集使用逻辑连接词连接起来的表达式。映射通过递归的方式定义为：

, ；

；

；

。

基于映射，定义为所有的中所有的标签的概率质量函数的和。

定义4（适合度），使用描述的适合度定义为：

1‑1

适合度和质量函数通过映射连接起来。依据此关系可以得出适合度的计算满足排中律、不矛盾律、幂等律。对任意的, ，，。更多的性质请参考文献。

特别的，对于，对于的计算可以写成以下形式：

1‑2

### 原型理论

假设标签集中每一个标签都对应了一个高位空间中的原型。原型表示所对应的典型样本。标签的原型具有的典型特征。

定义5 给定一个非空的集合，语义表达式的原型定义为：

1‑3

公式 1‑3定义的主要思想是的原型应该与中的所有的的原型接近。一个非常自然的做法就是原型为中的所有的的原型的均值。例如，的原型为。

对于任意的，语义表达式的原型应该靠近但是远离。所以，。我们可以总结出任意的只包含逻辑连接符的语义表达式的原型。

定义6 给定任意的非空集和，语义表达式的原型定义如公式1‑4所示：

1‑4

需要特别指出的是语义表达式没有原型。使用一个原型表示语义表达式非常困难。

### 字典学习

稀疏表示成为最近研究的热点问题，在图像分类、人脸识别、图像去噪、压缩感知等方向应用广泛。在图像分类问题中，通常有一组已经标注类别的训练数据集，依据训练集将待分类图像进行正确分类。给定个类别的训练样本，第类训练样本可以表示为，公式中表示第类第一个图像的向量，为第类图像的个数，为将图像拉伸成列向量的维数。将所有类别的数据构成一个矩阵。A中的一列为字典中的一个原子。新的训练样本可以表示为训练样本的线性组合：

*1‑5*

公式1‑5中是的稀疏表示形式。是控制稀疏性的阈值。约束条件中范式用来限制中的非零项的个数，也就是字典表示的稀疏程度，越大稀疏性越小，越小则稀疏性限制越强。公式1‑5中，因为范式求解问题是一个np难的问题，所以无法求解出最优解。然后我们使用范式的约束替代范数约束。然后在使用拉格朗日法，问题可以等效为公式1‑6的问题求解：

1‑6

公式1‑6中为正则系数，平衡重构准确度和稀疏性。在进行分类的时候可以通过判别法直接进行分类。判别函数为：

其中为重构的误差。为对应的类别。

### 正则化

常见的机器学习的方法中，一个核心的问题是如何解决在训练数据集上训练的模型，可以在测试集上也可以实现相同的效果。最常见的方法是通过加入正则化的方式降低测试误差。常见的正则化方法为正则、正则。本文使用的为熵正则。熵正则有一个有点为使参数尽可能的保证相同。

定义原始代价函数（cost function）为，对代价函数增加正则项后，求解问题的代价函数为：

使用正则项，代价函数为：

使用熵正则项，代价函数为：

公式中一般取值为0到1. 通过最小化熵的相反数，可以是所有的的取值尽可能的趋向于相同。保证所有的系数都参与运算。

下图中展示了不同的正则项对最优解产生的影响。为便于演示考虑二维情况(w1,w2)下的情况，下图展示了不同的正则项的情况下的最优解的情况，细线为不加正则项时代价函数的等高线，粗线为正则项的等高线。为不加正则项时的代价函数的最优解，为不同的正则项的约束下的最优解的情况。第一张图为正则项为范数时的情况，第二张图为正则项为范数的情况，第三张图为正则项为熵时的情况。正则项为范数相较于范数更容易与代价函数交于定点，熵正则项则更容易使得所有的趋近于相等。



图 1‑1 不同正则项情况下代价函数与正则项相交时的情况。图中细线为的等高线，粗线为不同正则项的等高线，(a)为范数, (b)为范数, (c)为熵，为与正则项相交是的情况。

# 基于熵的模糊重构算法

## 基于质量函数与原型理论的模糊重构

对于任意的都有，所以也可以度量使用语义表达式描述的适合度。因为的原型为，所以，也可以等效为使用原型表示的合适程度。也就是。也就是任意的表达式都可以使用原子构成。我们可以得出的模糊重构。

定义7 对于任意的，它的模糊重构表示定义为：

根据模糊重构的定义，可以重新解释为在对进行重构时，原型对重构的贡献程度。模糊重构为原型的线性组合：  
其中，。显然，，如果则。就是Smets在文章中介绍的Pignitic概率。因为，所以。

## 根据模糊重构确定质量函数

这个部分中讨论如何根据模糊重构确定任意的的质量函数。实现的方法为通过最小化模糊重构表示与原始的点之间的距离来实现，同时使用最大化熵作为正则项，使所有的原型都参与重构。

定义8 给定任意的输入和基本标签的原型，质量函数为如下二次规划问题的最优解。

其中，对于任意的，。

在上述的优化问题中，使用范数作为重构误差进行优化。所以共有个参数需要求解。为了得到质量函数的最优解，使用和，其中j=1,2,…，表示左右的质量函数和对应的原型。上式可以写成：

其中，对任意j=1,2,…，。

### 几种参数约减方法

最小化重构误差最大化熵，可以得到质量函数。但是问题中有个参数待求解，导致求解困难，复杂度较高。下文中我们介绍几种参数约减的方法。

#### 方法一

本小节中，我们假设对于任意的，当时。也就是语义表达式只包含，令，其中，。优化的目标函数在这种情况下可以重写为：

其中。

这种条件的假设下，共有的非零的质量函数需要确定。根据适合度的定义，可以根据质量函数来求解适合度：

#### 方法二

本小节中，我们假设对于任意的，当时。令, 其中，且。重构误差可以重写成如下形式：

其中。这种假设的情况下有个参数需要求解。

#### 方法三

假设有有一个顺序，即对于任意的i=2,3,…,n。令，i=1,2,…,n。这种条件下只有原型在重构的过程中才使用。此时重构误差为

其中。

这种条件下我们使用表示原型在重构的过程中的贡献程度。这种情况下我们关注所有的为，的质量函数为。此情况下适合度与质量函数的关系为：

这种情况下为Lawry在他的文章中定义的质量函数，可以通过适合度函数恢复出来：

此假设条件下的模糊重构方法具有保序性。对于任意的i=2,3,…,n，都有。此方法称为保序模糊重构（Ordering Preserving Fuzzy Reconstruction，OFPR）。

如果我们定义一个上的序关系满足当且仅当时，有。求解二次规划问题得到的模糊重构的系数的解具有以下性质：保序型，标签集相关性，重构性。

保序性，上述二次规划问题中，保序性由序关系保证。如果则。适合度保留了的序关系。有许多种适合度序关系的定义方法，本文中的序关系是基于距离定义的当且仅当时，有。给定我们可以基于标签集确定序关系，将序关系应用在求解OPFR问题中，可以得到每一个标签的适合度。序关系只保留了适合度的性质，OPFR可以得到定量的适合度同时也保留适合度的性质。

标签集相关性，适合度与标签集内的其他标签相关。增加或者删除标签集内的其他标签都会影响基于标签集定义的适合度的值。标签集相关性主要是因为适合度的定义与标签集所有的内所有的原型有关。不仅只与有关，而且还和有关。所以的定义与模糊集的隶属度函数是有区别的。

语义重构性。根据适合度和标签的原型可以重构出原始的输入。语义重构性是模糊重构的最主要的特性。适合度不仅反映了输入隶属于标签集中的标签的程度，而且还是一种编码方式。这个特性使得模糊重构具有很多的应用，如数据降维、模糊推理等方面。

#### 方法四

对于任意的输入，它的模糊重构输出都可以写成以下形式：

其中的分布满足pignistic概率分布。

从权重的分布，我们可以定义基于LA的序关系，当且仅当时，。通常，由时，我们定义。我们可以得到：

所以，其中，，其中

也就是可以得到：

同时也可以推导出和之间的关系：

## 基于熵的模糊重构

基于熵的模糊重构算法

给定一个数据集，，数据点之间存在较强的相似性。基于此，可以从数据集或从数据空间中选择一组数据原型，使用的线性组合来表示数据集，  
，其中。

公式中有两个变量需要求解，权重和原型。定义重构误差为的范式，，其中，。熵为。需要求解的问题为：

其中第一项使得重构的数据尽可能与原始数据相似，残差的二范式保证重构得到的数据点尽可能的与原始数据在空间中具有相同的分布。第二项为熵值的罚项的相反数，最小化的负数，等价于最大化。当每个权重都相同时取最大值。最大化，使得每个原型都尽可能的参与重构，而不是只有距离点最近的几个点参与重构。如下图所示为时，的取值对的影响。



图 2‑1 的取值对的影响

对于目标函数

2‑1

对上式使用拉格朗日乘数法，我们可以得到：

令，

式可以改写成

2‑2

基于熵的模糊重构算法如下所示：

算法 1基于熵的模糊重构算法

输入：

原型集合；

需要重构的点;

设置权重衰减系数；

误差阈值；

最大迭代次数max\_t。

输出：

重构权重；

初始化：

随机初始化权重。

1. Repeat
2. 使用公式2‑1更新：

1. Until or 。
2. Set ；
3. Return 。

模糊重构算法的求解

算法：

输入：训练数据集，，原型数目。

输出：权重和原型。

权重学习

权重更新学习算法。固定原型，求解权重，目标求解问题重新定义为：

上述函数中第一项为凸函数，第二项也为凸函数。故目标函数为凸函数，具有全局最优解。使用梯度下降法求解问题。

原型学习

原型更新学习算法。固定权重，更新原型。新的目标函数为：

上式中的问题可以通过正规方程来求解得到结果。即：

上式中的逆可能不存在，可以使用的伪逆来替代求解。循环执行1、2过程直到收敛，即可求解出权重和原型。

# 基于模糊重构的分类

## 模糊K近邻算法（FKNN）

K近邻算法（KNN）是一种传统的分类算法，主要通过计算与测试样本近邻的K个点，然后对类别进行投票，得到测试样本所属的类别。该算法形式简洁，在很多方面具有应用场景。但是K近邻算法在类别边缘时通常无法很好的工作，受到多个类别的干扰，使其分类准确度下降。将模糊集理论中的隶属度引入K近邻算法中，得到模糊K近邻算法（FKNN）。对于任意的，其隶属于类别的程度记为，的计算公式为：

其中表示距离对于对隶属度的贡献，增大不同距离的点对隶属度区域相同；等于2时，隶属度为距离的加权；变小直至等于1时，距离越近的点的权重越大，此时等效于降低K。其中则是样本相对于第i类的隶属度，可以通过公式 3‑1计算出。

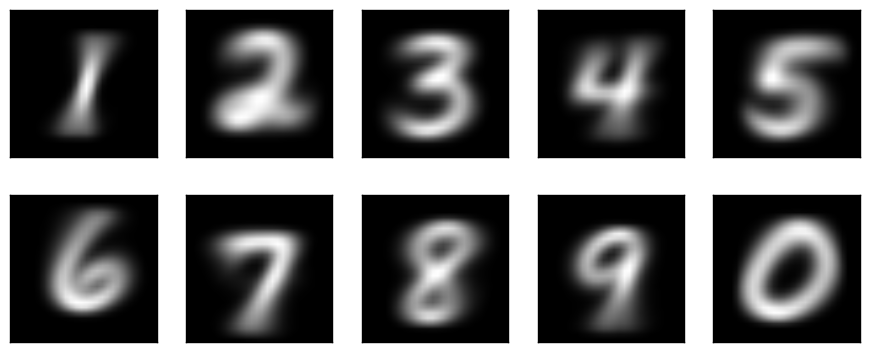
公式 3‑1

其中表示 K个近邻中属于第i类的训练样本数目。则表示样本j的类标签。

根据样本所属类别，根据隶属度做判定，分类抉择的判别式为：

### 对重构系数的影响

目标函数2‑1中的作用为平衡重构误差和重构系数的熵。其中重构误差项保证重构时的精确度，重构误差项越小表示重构精度越高，重构系数熵保证所有的参数比较均匀，所有的原型都尽可能的参与重构过程程度，样本可以用所有的原型来描述。参与重构程度与重构误差之间的平衡由由进行调节。每一个标签对应了一个原型图像。使用原型和重构系数可以得到原始图像的模糊重构。如图 2‑2，为进行模糊重构的一个实例。



每个标签对应的原型



原始输入x

重构输出

图 2‑2 重构过程。每一个类别对应的原型、原始输入图像、重构输出图像。图中原始重构图像为mnist数据集中第6001幅图像，重构时取值为0.5。

图 2‑3中为MNIST数据集中重构一个手写数字在不同的的情况下的取值情况。从图中我们可以清晰的看出，随着的增大，的分布越来越均匀。图 2‑2中展示了残差随着的变化情况，随着的增大残差会越来越大，也就是重构的精度会降低。

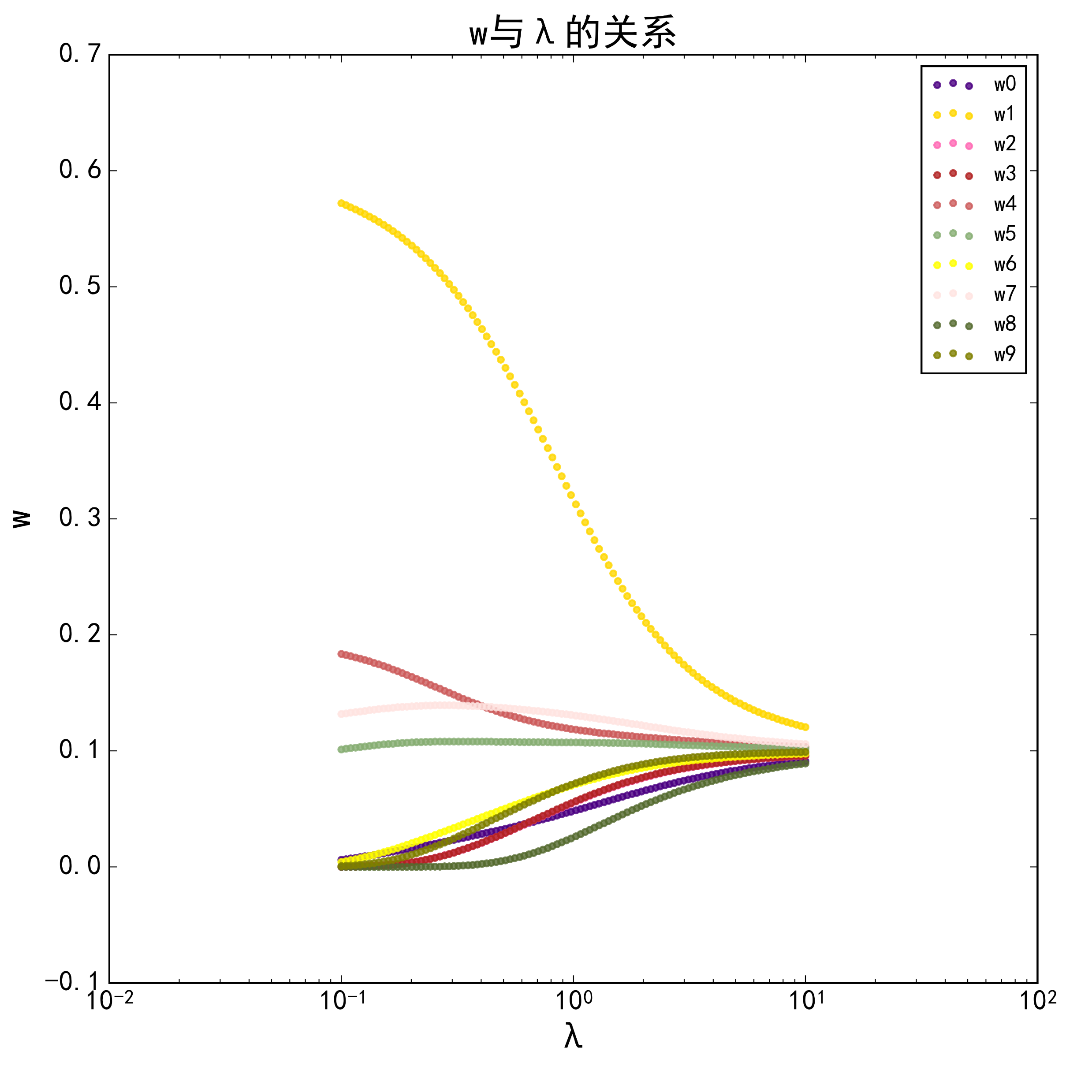
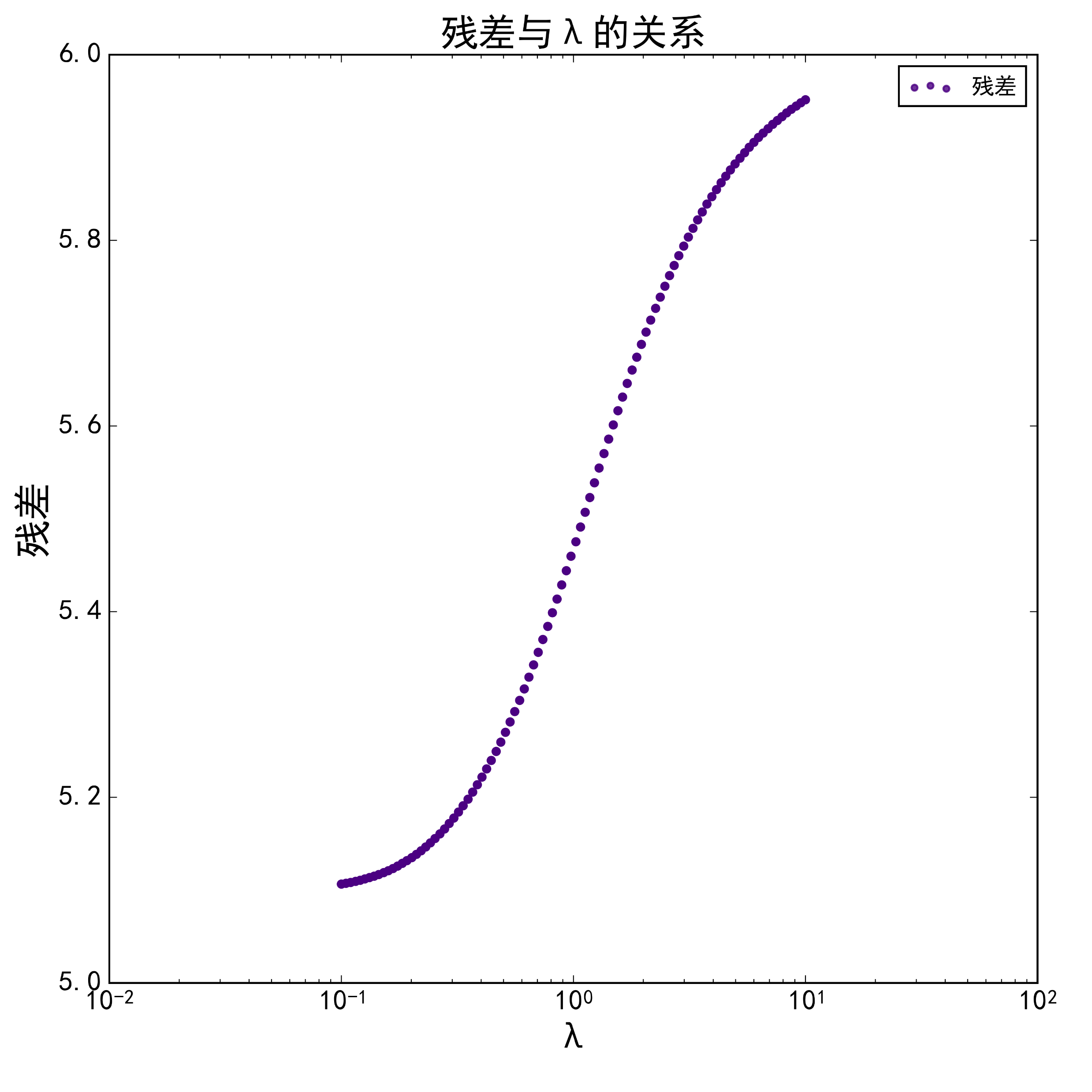


图 2‑3使用MNIST数据集中同一类的训练集的均值作为P，重构测试集中某一为1的手写数字图像，左图为不同的的情况下的取值情况，右图为残差与的关系

### 分类实验

使用基于熵的模糊重构算法，我们可以实现分类的算法。求解出样本的原型表示后，可以使用判别式的方式进行分类的判断。样本所属类别标签。

#### 手写数字识别

本节中我们将基于熵的模糊重构算法应用在手写数字识别的问题上。我们选用了两个不同数据集，MNIST和USPS数据集。MNIST数据集包含了70000幅28\*28像素的手写数字，我们使用其中的60000幅图像作为训练集，剩余的10000幅图像作为测试集。USPS包含了7291幅训练图像，2007幅测试图像。我们分别对不同的数据集进行不同的实验。实验包含不同算法间的比较。

#### 纹理分类

我们从Brodatz纹理数据库中选取两类纹理图像，然后将原始纹理图像分割成的图像块，对此图像块进行分类实验。并验证模糊重构的表达

参考文献

1. L. Zadeh, The concept of linguistic variable and its application to approx- imate reasoning, part I, Information Sciences 8 (3) (1975) 199–249.
2. L. Zadeh, The concept of linguistic variable and its application to approx- imate reasoning, part II, Information Sciences 8 (4) (1975) 301–357.
3. L. Zadeh, The concept of linguistic variable and its application to approx- imate reasoning, part III, Information Sciences 9 (1) (1975) 43–80.
4. L. Zadeh, Fuzzy sets, Information and Control 8 (3) (1965) 338–353.
5. J. Lawry, A framework for linguistic modelling, Artificial Intelligence 155 (2004) 1–39.
6. J. Lawry, Modelling and Reasoning with Vague Concepts, Springer, 2006.  9
7. D. Dubois, H. Prade, The three semantics of fuzzy sets, Fuzzy Sets and Systems 90 (1997) 141–150.
8. I. Goodman, H. Nguyen, Uncertainty Model for Knowledge Based Systems, North Holland, 1985.
9. I. R. Goodman, Fuzzy sets as equivalence classes of random sets, in: R. Yager (Ed.), Fuzzy Set and Possibility Theory, 1982, pp. 327–342.
10. H. Nguyen, On modeling of linguistic information using random sets, In- formation Sciences 34 (1984) 265–274.
11. F. Klawonn, R. Kruse, Equality relations as a basis for fuzzy control, Fuzzy Sets and Systems 54 (2) (1993) 147–156.
12. F. Klawonn, Fuzzy sets and vague environments, Fuzzy Sets and Systems 66 (1994) 207–221.
13. F. Klawonn, Similarity based reasoning, in: Proc. 3rd European Congress on Fuzzy and Intelligent Technologies,Aachen (1995) 34–38.
14. F. Klawonn, J. L. Castro, Similarity in fuzzy reasoning, Mathware Soft Comput. 3 (2) (1995) 197–228.
15. F. Klawonn, V. Nov ́ak, The relation between inference and interpolation in the framework of fuzzy systems, Fuzzy Sets and Systems 81 (3) (1996) 331–354.
16. J. Lawry, Y. Tang, Uncertainty modelling for vague concepts: A prototype theory approach, Artificial Intelligence 173 (2009) 1539–1558.
17. Y. Tang, J. Lawry, Linguistic modelling and information coarsening based on prototype theory and label semantics, International Journal of Approx- imate Reasoning 50 (8) (2009) 1177–1198.
18. Y. Tang, J. Lawry, A prototype-based rule inference system incorporating linear functions, Fuzzy Sets and Systems 161 (2010) 2831–2853.
19. J. Lawry, A methodology for computing with words, International Journal of Approximate Reasoning 28 (2001) 51–89.
20. J. Lawry, Appropriateness measures: an uncertainty model for vague con- cepts, Synthese 161 (2) (2008) 255–269.
21. Y. Tang, J. Zheng, Linguistic modelling based on semantic similarity re- lation among linguistic labels, Fuzzy Sets and Systems 157 (12) (2006) 1662–1673.
22. P. Smets, R. Kennes, The transferable belief model, Artificial Intelligence 66 (1994) 191–243.  10
23. M. Schmidt, Least squares optimization with l1-norm regularization, Tech. rep., CS542B Project Report (2005).
24. S. Boyd, L. Vandenberghe, Convex Optimization, Cambridge University Press, 2004.
25. M. Grant, S. Boyd, CVX: Matlab software for disciplined convex program- ming version 2.1.
26. J. Stoer, R. Bulirsch, R. Bartels, W. Gautschi, C. Witzgall, Introduction to numerical analysis, Vol. 2, Springer New York, 1993.
27. J. Wright, A. Y. Yang, A. Ganesh, S. S. Sastry, Y. Ma, Robust face recog- nition via sparse representation, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence 31 (2) (2009) 210–227.
28. X. Mei, H. Ling, Robust visual tracking and vehicle classification via s- parse representation, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence 33 (11) (2011) 2259–2272.
29. A. Saeb, F. Razzazi, M. Babaie-Zadeh, Sr-nbs: A fast sparse representation based n-best class selector for robust phoneme classification, Engineering Applications of Artificial Intelligence 28 (2014) 155–164.
30. B. Zhang, F. Karray, Q. Li, L. Zhang, Sparse representation classifier for microaneurysm detection and retinal blood vessel extraction, Information Sciences 200 (2012) 78–90.
31. H. Liu, Y. Liu, F. Sun, Traffic sign recognition using group sparse coding, Information Sciences 266 (2014) 75–89.
32. Y. Tang, Z. Lee, How to adjust the distribution of nonzero elements in s- parse representation: A granular locality-preserving approach, Information Sciences (in press).
33. E. Mamdani, S. Assilian, An experiment in linguistic synthesis with a fuzzy logic controller, International Journal of Man-Machine Studies 7 (1) (1975) 1–13.
34. D. Kim, C. Kim, Forecasting time series with genetic fuzzy predictor en- semble, IEEE Transactions on Fuzzy Systems 5 (1997) 523–535.
35. M. Russo, Genetic fuzzy learning, IEEE Trans. Evol. Comput. 4 (3) (2000) 259–273.
36. Y. Tang, Y. Xu, Application of fuzzy naive bayes and a real-valued genetic algorithm in identification of fuzzy model, Information Sciences 169 (3-4) (2005) 205–226.
37. R. Hyndman, M. Akram, Time series data library, http://www- personal.buseco.monash.edu.au/ hyndman/TSDL/index.htm.  11
38. N. J. Randon, Fuzzy and Random Set Based Induction Algorithms, PhD Thesis, University of Bristol, 2004.

攻读硕士学位期间主要的研究成果

致谢

署名

当前